图书情报工作
第64卷 第20期 2020年10月

政务大数据政策的技术创新效应分析*
——基于PSM-DID方法的估计

■ 陈玲[1] 段尧清[1,2]
[1] 华中师范大学信息管理学院 武汉 430079 [2] 湖北省数据治理与智能决策研究中心 武汉 430079

摘 要:[目的/意义]技术创新是经济发展和转型的重要推动因素,实证分析我国政务大数据政策实施的技术创新效应,有助于推动国家创新驱动发展战略,促进数据要素与技术要素的融合发展,实现联动创新和开放创新。[方法/过程]基于《促进大数据发展行动纲要》的发布和国家级大数据综合试验区的设立,以我国31个省份2000-2019年的面板数据作为研究样本,运用PSM方法对实验组和控制组样本进行倾向得分匹配,在此基础上运用DID方法进行双重差分,并通过变量替换方法进行稳健性检验,以此探究政务大数据政策与技术创新两者之间的因果关系。[结果/结论]通过解决公共政策的内生性问题和虚拟事实的不可观测性,研究发现政务大数据政策可以推动技术创新。

关键词:政务大数据 技术创新效应 政策评估 倾向得分匹配 双重差分
分类号:G203
DOI:10.13266/j.issn.0252-3116.2020.20.011

当前,运用大数据推动经济发展、提升区域技术创新能力和水平正成为趋势。为加快建设数据强国、推动技术创新,2015年,国务院印发了《促进大数据发展行动纲要》(以下简称《纲要》),这是我国促进大数据发展的第一份权威性、系统性文件[1]。据此,我国在大数据发展和应用过程中致力于适应国家创新驱动发展战略,实现技术创新。2020年,中共中央、国务院发布了《关于构建更加完善的要素市场化配置体制机制的意见》(以下简称《意见》)。这是中央第一份关于要素市场化配置的文件,数据作为一种新型生产要素也是首次正式出现在官方文件中。一方面,《意见》提出要加快发展技术要素市场,推动科技创新发展与合作;另一方面,提出要加快培育数据要素市场,提升数据资源价值。坚持创新驱动发展,深化大数据应用,已成为推动技术创新的内在需要和必然选择[2]。

尽管《纲要》指出要加大大数据关键技术研发,深化大数据创新应用,释放技术红利、创新红利,开启创新驱动新格局[3],然而关于《纲要》实施至今所产生的技术创新效应仍未得到实证检验。研究《纲要》实施对我国各省份技术创新水平增长的影响,有利于正确把握《纲要》的政策实施效果,掌握国家创新驱动发展战略动向,为推动技术创新、开放创新和联动创新提供借鉴和参考。因此,本文尝试回答以下研究问题:基于已经出台的大数据政策,对比政策试验区和非试验区在政策实施前后的技术创新水平差异,揭示我国推进政务大数据政策进程中所产生的实际技术创新效应。

1 相关研究

1.1 公共政策评估

公共政策评估是政策全生命周期中必不可少的关键环节,是决定政策继续、调整或终结的重要依据[4]。公共政策评估的主要研究内容为评价指标的理论体系构建和政策评价的实证分析[5-7]。在评价指标的理论体系构建方面,主要包括规划设计、规划实施、评价终结等阶段视角[8-10],基础层、数据层、平台层等指标视角[11-13],时效性、完整性、准确性等维度视角[14-16]和

* 本文系国家社会科学基金重点项目"基于全生命周期的政府开放数据整合利用机制与模式研究"(项目编号:17ATQ006)和中央高校基本科研业务费资助(优博培育项目)(项目编号:2019YBZZ098)研究成果之一。
作者简介:陈玲(ORCID:0000-0003-0379-3512),博士研究生,E-mail:2471685835@qq.com;段尧清(ORCID:0000-0002-8991-5842),教授,博士生导师。
收稿日期:2020-04-21 修回日期:2020-06-27 本文起止页码:96-105 本文责任编辑:王传清

法律法规、政策等层面视角[17-18]。在政策评估的实证分析方面,大致经历了 4 个阶段[19-24]:第一阶段,采用多元线性回归法或者多元非线性回归法,解决政策评估的实际效应问题;第二阶段,运用联立方程法,解决政策评估的内生性问题;第三阶段,采用倾向得分匹配法(Propensity Score Matching,PSM),解决样本选择偏误问题;第四阶段,运用倾向得分匹配与双重差分(Difference in Differences,DID)相结合的方法,控制不可观测因素的影响问题。

1.2 政策技术创新效应

技术创新作为经济发展和转型的重要推动因素,是创新领域关注的重点研究内容。关于政策技术创新效应的研究聚焦于技术创新衡量、效应理论分析和实证检验 3 个方面。在技术创新衡量方面,常用的指标有 3 类:第一,以创新投入衡量创新水平,选择研发的有关指标作为替代变量,如研发支出绝对值、研发支出/营业收入、研发支出/总资产等[25]。第二,以财务绩效衡量创新水平,选择财务指标作为替代变量,如市场占有率、新产品利润率、扣除非经常性损益后的净资产收益率以及无形资产比率等[26]。第三,以创新产出衡量创新水平,选择创新产出指标作为替代变量,如专利申请数等[27-29]。在理论分析方面,政府引导创新政策对技术创新产生的效应,长期以来尚未形成统一的观点[30-32]。部分学者认为政府引导创新政策对技术创新具有激励效应,通过提供财政支持、减少创新成本等举措,对技术创新有着明显的促进作用[30]。部分学者认为政府引导创新政策对技术创新具有挤出效应,政企间信息不对称、政府扶持项目与企业研发项目间的不一致等因素,反而会导致技术创新能力或竞争力的降低[31]。部分学者认为政府引导创新政策对技术创新具有非线性关系,政府资助对技术创新的作用效果会受多种因素的影响,通常会随着资助强度及技术溢出强度的变化而变化[32]。与此类似,在实证研究方面,其结论亦不尽相同[33-35]。部分研究表明,政府引导创新政策激励了技术创新活动,可以提高技术创新水平[33]。也有实证结果显示,政府引导创新政策并没有促进技术创新活动,对技术创新水平的促进作用并不显著[34]。此外,部分结论认为,政府引导创新政策对技术创新活动的效应是中性的,对技术创新既没有挤出效应,也没有显著的激励效应[35]。

1.3 研究述评

通过对国内外相关文献的梳理可以看出:第一,政府引导创新政策对技术创新的效应方向和效应强度等问题,仍具有争议性;第二,已有文献大多侧重于政府政策对创新投入或创新产出的单方面影响,鲜有文章结合两者,研究政府政策对技术创新投入和技术创新产出的共同作用。据此,本研究拟采用 PSM-DID 方法,基于相关面板数据,结合创新投入和创新产出,回答以下 3 个问题:一是政务大数据政策是否影响了技术创新活动?二是这种影响的方向如何,即政务大数据政策是激励还是抑制了技术创新活动?三是这种影响的强度有多大,即政务大数据政策能在多大程度上刺激实际的技术创新投入和技术创新产出?

2 研究设计

2.1 研究方法

政策效果评估作为公共政策研究关注的核心内容,其难点在于政策与事件的内生性问题。不同于自然科学中对因果效应的研究,社会科学一般无法使用模拟实验的方法来评估政策效果,通常借助于“准实验”机会,使用工具变量法、断点回归、倾向得分匹配法和双重差分法等多种计量经济学工具来估计政策的处理效应[36]。其中,倾向得分匹配作为政策评估中常用的一种方法,能够找出与实验组样本最为接近的对照组样本进行匹配,从而解决非随机数据选择带来的偏误问题。双重差分法作为一种估计因果效应的计量方法,效仿自然科学实验,有效结合政策实施的“前后差异”和“有无差异”,依据试验结果分离得到二次差分的实际效果,进而得到政策实施的有效性。而基于倾向得分匹配的双重差分法(PSM-DID)能够消除不可观测因素对政策实施结果的影响,得到政策实施的净效应。

借助倾向得分匹配和双重差分法,能够为每一个大数据实验组样本找到最为接近的对照组样本,通过对比匹配成功后的实验组与控制组样本的“有无差异”和“前后差异”,即“有无”两组样本在《纲要》实施“前后”的技术创新水平,能够对政策效果进行科学、准确评估,提高政策运行和决策的科学性。

2.2 研究假设

《纲要》致力于引导和鼓励大数据关键应用技术创新,形成安全可靠的大数据技术体系。分析政务大数据政策对城市技术创新水平作用的实证过程中,需满足以下研究假设:①双重差分实证分析中,研究需要满足共同趋势(平行趋势)假设,即实验组和对照组在没有政策干预的情况下具有同样的效应趋势[37]。在平行趋势假定被违背的情况下,可以先使用 PSM 方法

将实验组和对照组进行倾向得分匹配，再使用 DID 方法对匹配得到的具有相似特征的个体进行双重差分。通过 PSM 和 DID 方法的有效结合，得到有效的处理效应估计量，衡量出政策实施的净效应。②倾向得分匹配实证分析中，研究需要满足共同支撑假设和平衡性假设[38]。共同支撑假设要求实验组的倾向得分值领域与对照组的倾向得分值领域基本接近。如果不满足该假设，说明实验组与对照组之间的差异过大，应重新选取匹配变量计算倾向得分值；如果满足该假设，则进行平行假设检验。平衡性假设是检测经过匹配之后，实验组与对照组在匹配变量的各个维度的均值差异是否过大。如果经过匹配之后，实验组与对照组在匹配变量的各个维度均值基本无差异，则说明匹配成功；如果经过匹配之后，实验组与对照组在匹配变量的各个维度均值差异并未缩小或者增大，则说明匹配失败，需重新返回第一步。

2.3 研究框架

研究目标为对比大数据政策试验区与非试验区在政策实施前后的技术创新水平，实证分析我国政务大数据政策的技术创新效应。研究内容和流程为：①数据处理与检验。在数据采集、清洗与处理的基础上，进行全样本描述统计分析与配对样本 T 检验。②倾向得分匹配实证分析。运用 Logit 模型计算倾向得分值，将实验组与对照组样本通过核匹配方法进行匹配，匹配后进行共同支撑假设检验和平衡性假设检验，若匹配成功则进一步计算相应的实验组、对照组以及全样本平均处理效应。③基于倾向得分匹配的双重差分实证分析。经过 PSM 匹配后构建 DID 回归模型，进行相应的 PSM-DID 回归显著性检验和回归结果分析，评估政务大数据政策的净效应；通过变量替换、指标变更的方法进行稳健性检验，验证研究结果的稳定性。具体研究框架如图 1 所示：

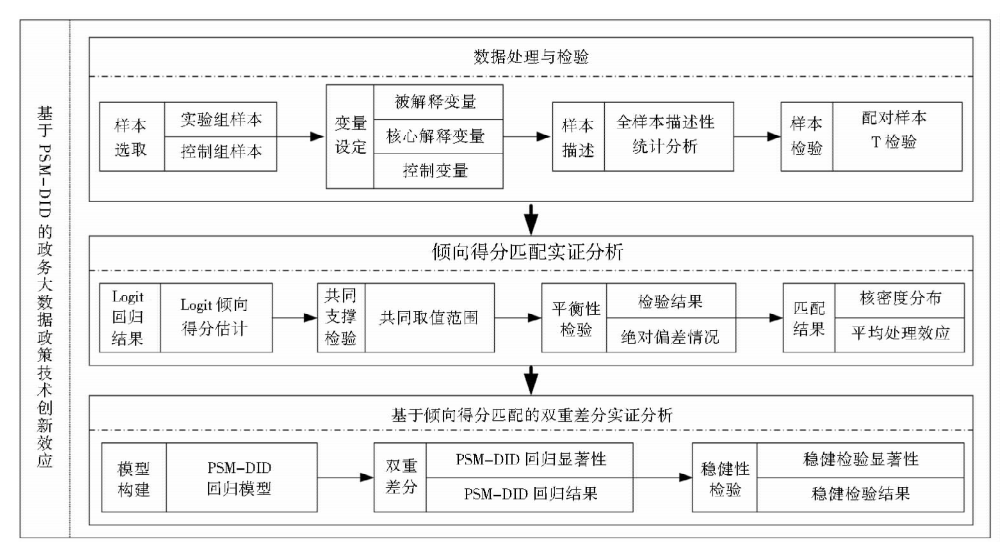


图 1 研究框架

3 数据处理与检验

3.1 样本选取

时间方面剔除缺失值较多的年份，选取 2001 – 2019 年；区域方面剔除中国的香港、澳门、台湾地区，选取 31 个省级行政单位，最终共计构建 589 个面板数据。数据来源于《中国统计年鉴》，对于少部分缺失数据，采用插值法进行补齐。在数据录入过程中，用 1 – 31 的编号代表不同省级行政单位，排序依次为：北京、天津、河北、山西、内蒙古、辽宁、吉林、黑龙江、上海、江苏、浙江、安徽、福建、江西、山东、河南、湖北、湖南、广东、广西、海南、重庆、四川、贵州、云南、西藏、陕西、甘肃、青海、宁夏、新疆。2015 年，国务院印发了《纲要》政策，将此发布视为一次自然实验。为贯彻落实《纲要》政策，全国共启动了两批国家级大数据综合试验区。《纲要》政策是否被各省份实施，不能直接衡量，故采用大数据综合试验区的成立作为衡量标准。

据此，将贵州、北京、天津、河北、广东、上海、河南、重庆、辽宁、内蒙古共 10 个省级行政区域的大数据综合试验区作为实验组样本，将山西、吉林、黑龙江、江苏、浙江、安徽、福建、江西、山东、湖北、湖南、广西、海南、四川、云南、西藏、陕西、甘肃、青海、宁夏、新疆共 21 个省级行政区域的非试验区作为对照组。将 2016 年作为政策执行时间点，2016 年及之前的年份为政策

实施前,2016 年之后的年份为政策实施后。

3.2 变量设定

相关变量的具体含义、计算方法及其文献来源依据见表 1。其中,被解释变量为大数据政策的技术创新水平,其常用衡量指标有创新投入、创新产出和财务绩效 3 类,这 3 类衡量指标都具有一定的合理性与片面性。本文以创新产出指标作为创新绩效的衡量变量,并采用创新投入指标进行稳健性检验,这样的选择综合了创新投入和创新产出两方面的衡量,能够较为全面地衡量政务大数据政策的技术创新效应。创新产出指标 patent 采用专利授权数量的对数值进行衡量,创新投入指标 innovation 采用研发经费支出与国民生产总值的比值进行衡量。

核心解释变量包括政策虚拟变量、时间虚拟变量、两者的交叉项。政策虚拟变量 treated 根据某省份是否受《纲要》的影响进行赋值,建设国家级大数据综合试验区的省份赋值为 1,否则为 0。时间虚拟变量 time 根据政务大数据政策实施前后的年份进行赋值,2016 年后的年份赋值为 1,否则为 0。两者的交叉项 time * treated 为政策虚拟变量和时间虚拟变量的交互项,即政务大数据政策的净效应。

在政策效应和技术创新效应的实证研究中,学者们通常选取财政支出、政府规模、人均收入、经济发展水平、固定资产投资、外商直接投资、对外开放程度、对外贸易、产业结构水平、产业结构高级化、产业结构合理化、工业化水平、教育水平、人力资本水平、劳动力成本、城市化水平、人口密度、金融发展水平、金融发展规模、金融深化程度、交通便利程度、研发投入、创新投入水平、信息化水平、总储蓄率等影响因素作为控制变量[19-29,36-38]。结合本文研究,考虑面板数据的可得性和完整性,最终设定的控制变量包括:城市化水平(city)、教育水平(edu)、金融发展水平(finance)、政府规模(gov)、政府支持(govsup)、工业化水平(industry)、信息化水平(informatization)、劳动力成本(labor)、经济发展水平(lngdp)、产业结构(third)、交通便利程度(traffic)。

表 1 变量设定

变量类型	变量名称	标识符号	计算方法	文献来源
被解释变量	创新产出水平	patent	地区专利申请授权量的对数	文献[25-29]
	创新投入水平	innovation	(科学技术(R&D)经费/GDP)×100	文献[22]
核心解释变量	政策虚拟变量	treated	设立国家级大数据综合试验区取 1,否则为 0	文献[19-21]
	时间虚拟变量	time	2016 年及以后为 1,否则为 0	文献[19-21]
	交叉项	time * treated	政策虚拟变量和时间虚拟变量的交叉项	文献[19-21]
控制变量	城市化水平	city	(地区非农业人口/总人口)×100	文献[22-24]
	教育水平	edu	(普通高等在校学生人数/总人口)×100	文献[22-24]
	金融发展水平	finance	(金融业增加值/GDP)×100	文献[22-24]
	政府规模	gov	(地方政府一般预算支出/地区 GDP)×100	文献[22-24]
	政府支持	govsup	(地区财政科技支出/财政支出)×100	文献[22-24]
	工业化水平	industry	(第二产业产值/GDP)×100	文献[22-24]
	信息化水平	information	(地区邮电业务总量/GDP)×100	文献[25-27][36-38]
	劳动力成本	labor	职工实际平均工资的对数(元)	文献[25-27][36-38]
	经济发展水平	lngdp	地区实际 GDP 的对数	文献[25-27][36-38]
	产业结构	third	(第三产业产值/GDP)×100	文献[25-27][36-38]
	交通便利程度	traffic	城市人均道路铺装面积的对数(平方米)	文献[36-38]

3.3 描述性统计

相关变量的描述性统计结果见表 2。所有样本城市中创新产出水平的最大值为 13.077 54,最小值为 1.945 91,均值为 8.685 775,标准差为 1.862 528,变动不大,数据较聚集。限于篇幅,其他变量的描述性统计特征不再赘述。

3.4 配对样本 T 检验

实验组与控制组样本在各个匹配变量上的配对样本 T 检验结果见表 3。两组样本在控制变量的各个维度都存在明显的差异,这种差异是在印发《纲要》之前就存在的。说明选择设立国家级大数据综合试验区的样本省级行政单位具有一定的特征,样本选择并不具有随机性,存在选择偏误的问题。如果将所有的数据进行多元回归,势必会导致结果产生偏差,因此,本文拟采用 PSM 和 DID 相结合的方法来解决样本的选择性偏误问题,更好地研究大数据政策对创新绩效的影响。

表 2 全样本描述性统计

变量	均值	标准差	最小值	最大值
创新产出水平	8.685 775	1.862 528	1.945 91	13.077 54
创新投入水平	0.903 393 1	0.549 037 2	0.000 453 8	2.186 415
政策虚拟变量	0.516 129	0.500 164 6	0	1
时间虚拟变量	0.157 894 7	0.364 952 2	0	1
城市化水平	52.600 36	14.604 72	20.714 29	89.606 63
教育水平	1.489 077	0.719 02	0.212 460 1	3.565 02
金融发展水平	4.916 269	2.857 325	0.635 326 6	17.401 3
政府规模	22.696 82	17.783 01	6.912 572	137.916 1
政府支持	1.926 312	1.385 664	0.302 900 5	7.201 846
工业化水平	44.695 49	8.304 011	18.626 83	59.045 43
信息化水平	10.063 36	0.844 923 3	7.922 624	11.850 9
劳动力成本	10.659 22	0.473 347 7	9.640 173	11.889 76
经济发展水平	8.929 257	1.238 307	4.768 988	11.485 33
产业结构	43.133 84	8.614 651	28.302 86	80.981 72
交通便利程度	13.501 12	4.471 517	4.04	25.82

表 3 配对样本 T 检验

变量	G1(0)	Mean1	G2(1)	Mean2	MeanDiff
创新产出水平	285	8.064	304	9.269	-1.205 ***
创新投入水平	165	0.704	176	1.09	-0.386 ***
城市化水平	210	47.434	224	57.444	-10.010 ***
教育水平	285	1.309	304	1.658	-0.349 ***
金融发展水平	270	4.389	288	5.411	-1.022 ***
政府规模	285	28.261	304	17.48	10.781 ***
政府支持	180	1.36	192	2.457	-1.097 ***
工业化水平	285	43.632	304	45.693	-2.061 ***
信息化水平	285	9.9	304	10.216	-0.316 ***
劳动力成本	195	10.606	208	10.709	-0.103 **
经济发展水平	285	8.567	304	9.269	-0.702 ***
产业结构	285	42.244	304	43.968	-1.724 **
交通便利程度	225	14.011	240	13.023	0.987 **

注：***、**、*分别表示在 1%、5%、10% 的水平上显著，下同

4 倾向得分匹配实证分析

4.1 Logit 回归结果

通过协变量筛选得到的主要特征匹配变量为城市化水平、金融发展水平、政府规模、政府支持、工业化水平、劳动力成本、经济发展水平、交通便利程度，将这些匹配变量以设立国家级大数据综合试验区为被解释变量进行 Logit 回归，模型回归结果见表 4。除金融发展水平之外，所有的匹配变量的 Z 值均显著，说明这些变量是样本省份选择进行实验的重要因素。

表 4 Logit 倾向得分估计

变量	系数	标准差	T 值	P 值
城市化水平	-0.089 077 8	0.026 410 6	-3.37	0.001
金融发展水平	-0.173 360 8	0.124 748 8	-1.39	0.165
政府规模	-0.238 894 7	0.047 767 6	-5	0
政府支持	0.731 42	0.220 744 4	3.31	0.001
工业化水平	0.080 847 3	0.025 132 6	3.22	0.001
劳动力成本	6.424 861	1.254 108	5.12	0
经济发展水平	-1.506 047	0.392 376 8	-3.84	0
交通便利程度	-0.223 051 6	0.043 700 4	-5.1	0
常数项	-44.846 64	8.445 657	-5.31	0

4.2 共同支撑检验

为保证匹配质量，需检验实验组与控制组的倾向得分分布区间能在多大程度上重合（即共同支撑域），其倾向得分共同取值范围见图 2。采用核匹配方法匹配后，实验组样本与控制组样本的倾向得分值大部分（约 81.23%）处于共同取值范围内（on support），仅有少量样本的取值在共同范围之外（off support），因此，共同支撑假设得到满足。

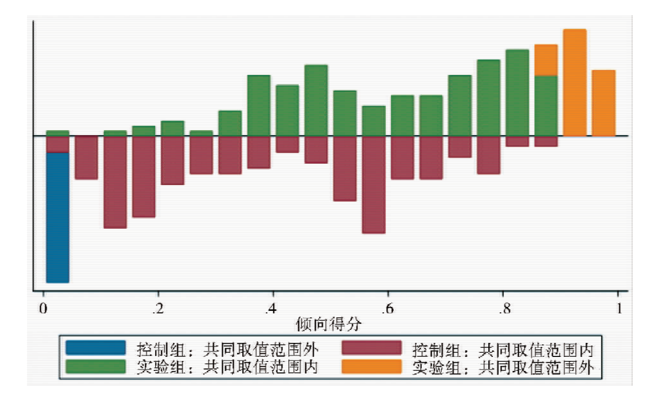


图 2 倾向得分的共同取值范围

4.3 平衡性检验

为了减少样本异质性的影响以及保证 DID 估计的准确性，需要对样本进行平衡性检验，核匹配下的平衡性检验假设结果见表 5。匹配前，各个变量之间存在明显差异，t 值均远远大于 2，P 值为 0.000 0，说明样本各个维度的差异非常显著，和上文的配对样本 T 检验结果一致。匹配后，各个变量之间的差异减少，t 值降低，P 值变为不显著，说明匹配之后，实验组样本与对照组样本在匹配变量上无明显差异，即通过了平衡性假设检验。此外，匹配后所有变量的标准化偏差绝对值均小于 15%，实验组和对照组样本分布具有很好的一致性，满足 PSM 平衡性假设。

表5　核匹配下平衡性检验假设结果

变量	样本	均值		标准偏误(%)	标准偏误绝对值减少(%)	显著性检验	
		实验组	对照组			T值	P值
城市化水平	匹配前	58.022	47.992	75.6	84.6	6.94	0.000
	匹配后	52.527	50.984	11.6		1.27	0.203
金融发展水平	匹配前	6.2272	5.1726	37.4	71	3.42	0.001
	匹配后	5.2078	4.9018	10.8		1.16	0.246
政府规模	匹配前	19.534	32.568	－69.2	99.7	－6.48	0.000
	匹配后	20.155	20.191	－0.2		－0.05	0.963
政府支持	匹配前	2.4153	1.3451	86.6	82.9	7.91	0.000
	匹配后	1.8786	1.6951	14.8		1.51	0.131
工业化水平	匹配前	46.946	44.79	26	62.5	2.4	0.017
	匹配后	48.413	49.221	－9.7		－1.03	0.303
劳动力成本	匹配前	10.722	10.619	25.4	51.4	2.34	0.020
	匹配后	10.611	10.561	12.4		1.1	0.271
经济发展水平	匹配前	9.7334	9.0142	72.6	83.2	6.76	0.000
	匹配后	9.6655	9.5445	12.2		1.18	0.240
交通便利程度	匹配前	13.525	14.589	－24.3	94.1	－2.23	0.026
	匹配后	14.291	14.228	1.4		0.13	0.900

核匹配下各个匹配变量匹配前后的绝对偏差情况见图3。匹配前，各变量的绝对偏差较大；匹配后，各变量的绝对偏差缩小非常明显。说明匹配之后，两组样本在匹配变量方面无明显差异，即通过了平衡性假设检验。

4.4　匹配结果

匹配前与匹配后的样本倾向得分核密度函数分布情况见图4，图4(a)为匹配前的核密度函数分布，图4(b)为匹配后的核密度函数分布。匹配前实验组与控制组的倾向得分分布存在较大差距，而使用核匹配法进行匹配后，两者间的差距减小，走势基本一致，说明倾向得分匹配的结果较为理想。

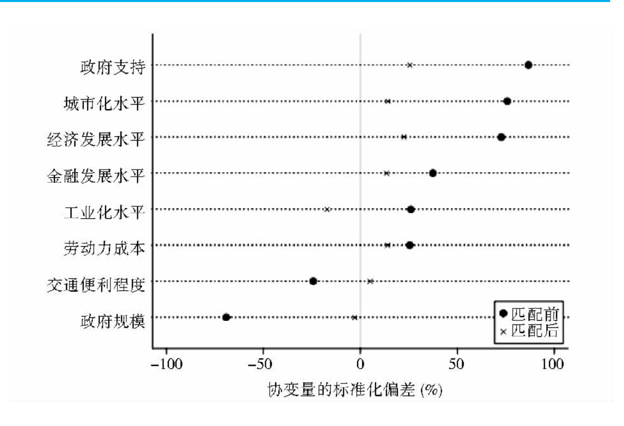


图3　核匹配下绝对偏差情况

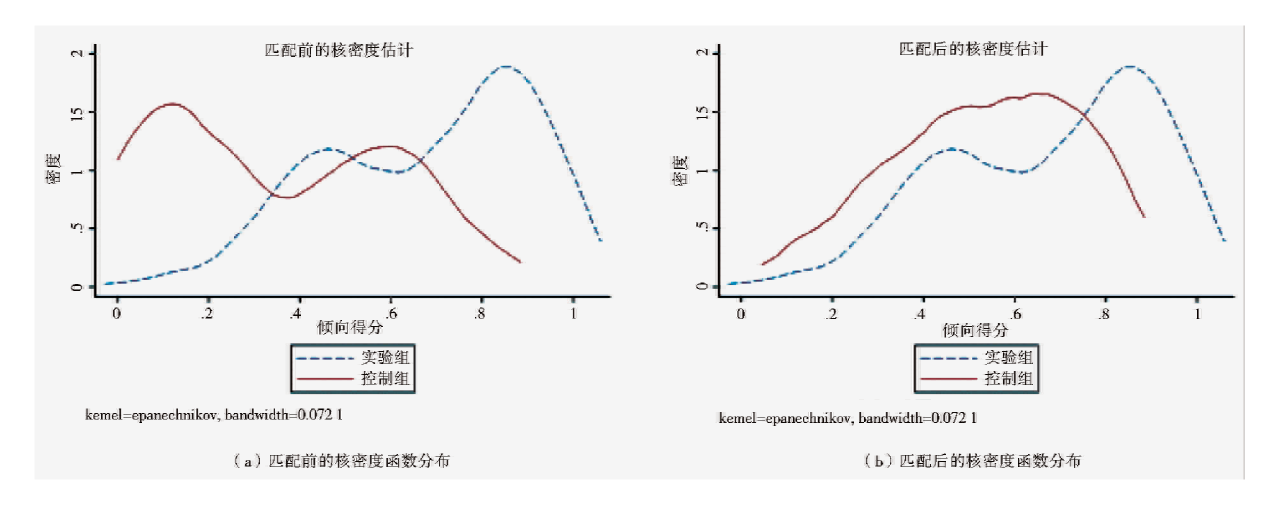


图4　匹配前与匹配后倾向得分的核密度函数分布

核匹配方法下的样本配对结果见表 6。第一，匹配前，实验组样本与控制组样本创新绩效的差别系数为正，且 t 值显著，说明匹配前政务大数据政策对创新绩效的影响正向显著。第二，实验组平均处理效应（Average Treatment Effect on the Treated，ATT）衡量了实验组样本中，真正实施政策的样本与未实施政策的样本之间创新绩效的差异。可以看到，匹配后实验组样本与控制组样本之间的差异缩小，即 ATT 的差别降低，说明匹配前的影响被放大，PSM 纠正了这种差异。同时，匹配后的 ATT 为正值且 t 检验显著，说明政务大数据政策对技术创新具有正向影响作用。第三，对照组平均处理效应（Average Treatment Effect on the Untreated，ATU）衡量了控制组样本中，真正没有实施政策的样本与实施政策的样本之间创新绩效的差异。可以看到，匹配后的 ATU 为正值且 t 检验显著，进一步说明了政务大数据政策对创新绩效具有正向影响作用。最后，平均处理效应（Average Treatment Effect，ATE）说明了实验组样本与控制组样本对创新绩效指标改变的概率差。可以看到，匹配后的 ATE 为正值且 t 检验显著，同样说明政务大数据政策对创新绩效具有正向影响作用。

表 6　核匹配下的匹配结果

变量	样本	实验组	对照组	差分	标准误差	T 值
技术创新水平	未匹配	10.041 332	8.773 404 3	1.267 927 67	0.186 997 845	6.78
	ATT	9.824 468 67	9.032 329 85	0.792 138 815	0.313 281 166	2.53
	ATU	9.247 650 58	9.268 196 22	0.020 545 64	.	.
	ATE	.	.	0.423 720 452	.	.

5　基于倾向得分匹配的双重差分实证分析

5.1　模型构建

经过 PSM 倾向得分后，实验组与对照组样本在匹配变量方面均有相同的变动趋势，两组样本之间不存在明显的差异，满足平行趋势的假定。本文设定的具体模型如公式（1）所示：

$$Patent_{it} = \beta_0 + \beta_1 time_{it} + \beta_2 terated_{it} + \beta_3 time_{it} * terated_{it} + \alpha X_{it} + \varepsilon_{it} \quad \text{公式(1)}$$

其中，$Patent_{it}$ 反映城市 i 在时期 t 的技术创新水平；$time_{it}$ 为时间虚拟变量，设立国家大数据综合试验区当年及以后的年份取值为 1，之前年份取值为 0；$treated_{it}$ 为政策虚拟变量，设立国家大数据综合试验区的省份取值为 1，未设立的省份取值为 0；X_{it} 为一系列控制变量，包括政府规模、政府支持、教育水平、工业化水平、信息化水平、城市化水平、经济发展水平、产业结构、交通便利程度等；ε_{it} 为其他影响技术创新水平的随机扰动项。交叉项 time * treated 为双重差分估计量，其系数 β_3 是研究重点关注的参数，能捕捉到政务大数据政策的净效应。

5.2　双重差分

通过前文的一系列检验可知 PSM 结果有效，可以使用匹配后的数据并根据公式（1）进行估计，相应的 PSM-DID 回归检验和回归结果分别见表 7 和表 8。结合表 7，《纲要》实施前的实验组和控制组样本之间的创新发展水平具有显著正向差异（0.670*），《纲要》实施后的实验组和控制组样本之间的创新发展水平同样具有显著正向差异（3.393***）；《纲要》实施前后双重差分的政策净效应显著为正（2.724***）。结合表 8，政策与时间的交互项回归系数显著为正，证实政务大数据政策显著推动了技术创新。其他控制变量方面，城市化水平、金融发展水平的系数为正但是不显著，说明这两个变量对技术创新水平的增长具有不显著的正向影响作用；教育水平、政府支持、工业化水平、信息化水平、产业结构的系数显著为正，说明这 5 个变量对技术创新水平的增长起显著正向影响作用；政府规模、劳动力成本、经济发展水平、交通便利程度的系数显著为负，说明这 4 个变量对技术创新水平的增长起显著负向影响作用。

表 7　PSM-DID 回归显著性

结果变量	技术创新水平	标准误差	T 值	P 值
政策实施前实验组与控制组的差分	0.670	0.351	1.91	0.057 *
政策实施后实验组与控制组的差分	3.393	0.857	3.96	0.000 ***
差分之差分	2.724	0.841	3.24	0.001 ***

5.3　稳健性检验

为了验证基准回归结果的可信程度，同时避免指标选择的单一性导致回归结果存在偶然性，通过变量替换方法进行稳健性检验。采用创新投入水平 innovation 作为创新产出水平 patent 的替代指标，对经过 PSM 倾向得分匹配成功后的样本进行 DID 双重差分，以此检验研究结论的稳健性，结果分别见表 9 和表 10。政

表 8　PSM-DID 回归结果

变量	系数	标准差	T 值	P 值
政策 * 时间	2.723 665	0.840 726 7	3.24	0.001
时间虚拟变量	－0.452 932 7	0.626 776 2	－0.72	0.47
政策虚拟变量	0.669 749	0.350 795 4	1.91	0.057
城市化水平	0.410 707 1	0.404 042 2	1.02	0.31
教育水平	1.893 747	0.447 135 6	4.24	0
金融发展水平	0.115 938 8	0.153 993 6	0.75	0.452
政府规模	－0.251 335 1	0.019 592 8	－12.83	0
政府支持	1.889 544	0.266 163	7.1	0
工业化水平	0.073 903 7	0.039 526 3	1.87	0.062
信息化水平	22.253 89	0.964 383 8	23.08	0
劳动力成本	－6.187 026	1.476 328	－4.19	0
经济发展水平	－4.468 471	0.642 896 5	－6.95	0
产业结构	0.239 663 4	0.067 735 6	3.54	0
交通便利程度	－0.527 481 3	0.055 186 2	－9.56	0
常数项	－84.259 76	9.711 469	－8.68	0
R^2	0.962 1			

策与时间的交互项系数值为 2.441***，政策净效应的估计系数仍然显著为正，基准回归结果对于技术创新水平指标的选取并不敏感。这一结果与前文具有一致性，证明研究结论具有稳健性。

表 9　稳健检验显著性

结果变量	技术创新水平	标准误差	T 值	P 值
政策实施前实验组与控制组的差分	0.534	0.394	1.35	0.176
政策实施后实验组与控制组的差分	2.975	0.847	3.51	0.001***
差分之差分	2.441	0.831	2.94	0.004***

表 10　稳健检验结果

变量	系数	标准差	T 值	P 值
政策 * 时间	2.440 944	0.831 023 4	2.94	0.004
时间虚拟变量	－0.473 108 8	0.611 367 3	－0.77	0.44
政策虚拟变量	0.533 707 1	0.393 763 7	1.36	0.176
城市化水平	2.824 085	0.621 641 4	4.54	0
教育水平	1.787 871	0.445 987 7	4.01	0
金融发展水平	0.304 601 8	0.147 272	2.07	0.04
政府规模	－0.249 104	0.021 145	－11.78	0
政府支持	1.310 561	0.279 244 7	4.69	0
工业化水平	－0.023 624 6	0.049 345 7	－0.48	0.633
信息化水平	21.636 96	0.939 568 9	23.03	0
劳动力成本	－6.089 937	1.585 17	－3.84	0
经济发展水平	－4.292 383	0.327 996 9	－13.09	0
产业结构	0.166 067 2	0.075 125 4	2.21	0.028
交通便利程度	－0.535 490 1	0.062 871 3	－8.52	0
常数项	－71.239 23	10.869 06	－6.55	0
R^2	0.963 6			

6　总结与展望

6.1　研究结论

通过 PSM 倾向得分匹配、DID 双重差分、稳健性检验，研究结果一致表明政务大数据政策能够推动技术创新。研究结论的具体推演过程如下：

（1）根据 PSM 倾向得分匹配结果可知，匹配后样本的倾向得分值大部分处于共同取值范围内，满足共同支撑假设。实验组与控制组样本在匹配变量上无明显差异，满足平衡性假设。实验组与控制组样本间的核密度走势基本一致，匹配结果较为理想；处理效应 ATE、ATT、ATU 均显著为正，说明在控制了可观测的样本选择偏误的基础上，PSM 的结论支持研究假设。

（2）通过 PSM-DID 回归检验和回归结果可知，政策实施的净效应显著为正。政策与时间的交互项回归系数显著为正，政策虚拟变量对技术创新具有显著正向影响作用。模型拟合结果良好，说明在控制了可观测和不可观测因素带来的样本选择偏误的基础上，政务大数据政策显著推动了技术创新，研究假设成立。

（3）基于稳健性检验结果可知，在变量替换、指标变更的情况下，政策与时间交互项的估计系数仍然显著为正，说明基准回归结果对于技术创新水平指标的选取并不敏感。这一结果与前文的回归结果一致，研究结论具有稳健性。至此，研究假设通过了多重验证，即政务大数据政策能够显著推动技术创新发展。

6.2　对策建议

通过实证研究，得到政务大数据政策能够推动技术创新的研究结论。基于此，从以下几个方面为我国各省份实现和提高技术红利、创新红利提出对策建议：首先，努力推动国家大数据综合试验区的建设，鼓励相关政策的深入推进。其次，政府应当建立一些完整的专业研究机构或科学实验室等支持创新的基础设施，在创新资本和设备投资的支持下，大力为国家大数据综合试验区的建设提供人力资本支持，从而提升城市创新水平。最后，不同试点城市都可以从政务大数据政策中获得更快的技术创新进步，因此，国家应该把握整体的发展规律，合理布局，在推动大数据发展和应用的同时加速大数据技术创新的进步。

6.3　研究展望

本文虽然对我国政务大数据政策的创新效应进行了实证分析和检验，但还存在一些不足之处，有待进一

步研究:①在研究变量方面,技术创新水平衡量指标不够完善。当前,国内外学者对于创新水平指标的衡量并未形成统一的看法,本文从创新投入和创新支出两个角度对创新水平进行了衡量,但是不够完善,今后可以从更加全面的角度拓展创新水平的内涵。②在研究方法方面,对数据选择有固定的要求。本文采用的 PSM-DID 方法,一方面克服了样本选择偏误的问题,另一方面弥补了不可观测因素对匹配结果影响造成偏差的局限性,但是此方法对于研究数据具有一定的要求。DID 只能消除固定效应的面板数据中不可观测因素对匹配结果的影响,因此,对于时间序列数据不能采用此方法。在今后研究中可以采用更为科学的研究方法,比如用断点回归来代替双重差分或者构建处理效应模型等方法来进行相关的实证研究。

参考文献:

[1] 张克. 省级大数据局的机构设置与职能配置:基于新一轮机构改革的实证分析[J]. 电子政务, 2019(6): 113 – 120.
[2] 黄璜, 孙学智. 中国地方政府数据治理机构的初步研究:现状与模式[J]. 中国行政管理, 2018(12):31 – 36.
[3] 杨代福, 云展. 大数据时代公共政策评估创新研究:基于过程的视角[J]. 电子政务, 2020(2): 92 – 99.
[4] 宋懿, 安小米, 马广惠. 美英澳政府大数据治理能力研究——基于大数据政策的内容分析[J]. 情报资料工作, 2018(1):12 – 20.
[5] 张会平, 郭宁, 汤玺楷. 推进逻辑与未来进路:我国政务大数据政策的文本分析[J]. 情报杂志, 2018, 37(3):152 – 157, 192.
[6] 刘亚亚, 曲婉, 冯海红. 中国大数据政策体系演化研究[J]. 科研管理, 2019, 40(5):15 – 25.
[7] MCNEELY C L, HAHM J O. The big (data) bang: policy, prospects, and challenges[J]. Review of policy research, 2014, 31(4):304 – 310.
[8] HOECHTL J, PARYCEK P, SCHOELLHAMMER R. Big data in the policy cycle: policy decision making in the digital era[J]. Journal of organizational computing and electronic commerce, 2016, 26(1 – 2):147 – 169.
[9] 张勇进, 王璟璇. 主要发达国家大数据政策比较研究[J]. 中国行政管理, 2014(12):113 – 117.
[10] HEITMUELLER A, HENDERSON S, WARBURTON W, et al. Developing public policy to advance the use of big data in health care[J]. Health affairs, 2014, 33(9):1523 – 1530.
[11] 周京艳, 张惠娜, 黄裕荣, 等. 政策工具视角下我国大数据政策的文本量化分析[J]. 情报探索, 2016(12):7 – 10.
[12] 丁文姚, 张自力, 余国先, 等. 我国地方大数据政策的扩散模式与转移特征研究[J]. 大数据, 2019, 5(3):76 – 95.
[13] 徐蕾, 李庆, 肖相泽. 基于扎根理论的大数据政策共词网络研究[J]. 现代情报, 2018,38(6):157 – 164.
[14] 黄萃, 任弢, 张剑. 政策文献量化研究:公共政策研究的新方向[J]. 公共管理学报, 2015, 12(2):129 – 137.
[15] 石岱. 我国政府开放数据政策评价研究[D]. 哈尔滨:黑龙江大学, 2018.
[16] 江永键. 我国政府数据开放成熟度评价研究[D]. 杭州:浙江大学, 2019.
[17] 孙静. 上海市数据开放政策分析——基于 SPDQM 数据质量评估[D]. 武汉:华中科技大学, 2018.
[18] 蔡城城, 刘新萍, 郑磊. 开放政府数据准备度评估:法律法规与政策[J]. 电子政务, 2017(9):49 – 55.
[19] 段秀芳, 寇明龙. "一带一路"倡议对东部沿线五省市经济增长的影响——基于 PSM-DID 模型[J]. 经济论坛, 2019(10): 77 – 84.
[20] 孙雯君. "一带一路"倡议与我国经济发展关系实证研究——基于 31 省份面板数据[J]. 经济研究导刊, 2019(29):91 – 96.
[21] 曹静, 郭哲. 中国二氧化硫排污权交易试点的政策效应——基于 PSM-DID 方法的政策效应评估[J]. 重庆社会科学, 2019(7):24 – 37.
[22] 李林红, 王娟, 徐彦峰. 低碳试点城市政策对企业技术创新的影响——基于 DID 双重差分模型的实证研究[J]. 生态经济, 2019,35(11):48 – 54.
[23] 刘晓丹, 张兵. 非正式制度与新兴经济体企业 OFDI 学习效应:基于 PSM-DID 的分析方法[J]. 世界经济研究, 2019(11): 80 – 93,135 – 136.
[24] 王鹏, 吴思霖, 李彦. 国家高新区的设立能否推动城市产业结构优化升级? ——基于 PSM-DID 方法的实证分析[J]. 经济社会体制比较, 2019(4):17 – 29.
[25] 许媛. 股权激励对创新绩效的影响研究[D]. 锦州:渤海大学, 2019.
[26] 郜庆. 基于 PSM-DID 方法的知识产权壁垒对出口创新的影响[J]. 新疆社会科学(汉文版), 2019(3):41 – 48.
[27] 李卓文. 国家自主创新示范区建设推动了城市技术创新吗? ——基于 DID 的实证研究[J]. 财政监督, 2019(6):101 – 106.
[28] 田人合, 张志强, 王非, 等. 基于 DID 模型的科技政策创新能力资助效应实证研究——以杰青基金地球科学项目为例[J]. 情报学报, 2018, 37(8):782 – 795.
[29] 田人合, 张志强, 于洁, 等. 基于 DID 模型的科技政策资助效应实证研究——以杰青基金地球科学项目实施 20 年为例[J]. 图书情报工作, 2018, 62(18):110 – 121.
[30] 刘玉洪. R&D 补贴对企业技术创新的资源配置效应——国外实证研究进展综述[J]. 经济论坛, 2020(1): 24 – 36.
[31] 王春晖, 李平. 政府扶持企业技术创新的政策效应分析[J]. 科技进步与对策, 2012, 29(2):106 – 109.

[32] 王班班. 环境政策与技术创新研究述评[J]. 经济评论, 2017(4):133－150.
[33] 陈晓, 李美玲, 张壮壮. 环境规制、政府补助与绿色技术创新——基于中介效应模型的实证研究[J]. 工业技术经济, 2019(9):18－25.
[34] 李冬琴. 环境政策工具组合、环境技术创新与绩效[J]. 科学学研究, 2018, 36(12):160－169.
[35] 郭旭, 孙晓华, 徐冉. 论产业技术政策的创新效应——需求拉动,还是供给推动?[J]. 科学学研究, 2017, 35(10):31－44.
[36] 吴先明, 张玉梅. 国有企业的海外并购是否创造了价值:基于 PSM 和 DID 方法的实证检验[J]. 世界经济研究, 2019(5):80－91.
[37] 刘和旺, 刘博涛, 郑世林. 环境规制与产业转型升级:基于"十一五"减排政策的 DID 检验[J]. 中国软科学, 2019, 341(5):45－57.
[38] 李卫兵, 王鹏. 提高排污费会抑制 FDI 流入吗?——基于 PSM-DID 方法的估计[J]. 西安交通大学学报(社会科学版), 2020, 40(3):91－100.

作者贡献说明:

陈玲:负责大纲拟定、资料收集、数据分析与论文初稿撰写;

段尧清:负责论文选题、全文深度修改。

Technological Innovation Effect Analysis of Government Big Data Policy ——Estimation Based on PSM-DID Method

Chen Ling[1] Duan Yaoqing[1,2]

[1] School of Information Management, Central China Normal University, Wuhan 430079

[2] Hubei Data Governance and Intelligent Decision Research Center, Wuhan 430079

Abstract: [Purpose/significance] Technological innovation is an important driving factor for economic development and transformation. We attempt to empirically analyze the technological innovation effect of China government big data policy, which will help to promote the national innovation driven development strategy and the deep integration of data elements and technical elements, realizing linkage innovation and open innovation. [Method/process] Based on the action plan for big data development and the establishment of the national comprehensive test area for big data, this paper took the panel data of 31 provinces in China from 2000 to 2019 as the research sample, and used Propensity Score Matching method to analyze the tendency score matching between the experimental group and the control group. In addition, this paper utilized the Difference in Differences method to double difference the matched samples, and used the method of variable replacement to test the robustness, so as to explore the relationship between the government big data policy and technological innovation. [Result/conclusion] By solving the endogenous problem of public policy and the non observability of virtual facts, we have found that government big data policy can promote technological innovation.

Keywords: government big data technological innovation effect policy evaluation propensity score matching difference in difference